

УДК 004.932:004.627+004.032.26

А.О. Подорожняк, Н.Ю. Любченко, О.Д. Лагода

Національний технічний університет "Харківський політехнічний інститут", Харків

## МЕТОД ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ОБРОБКИ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

В статті показано, що для розпізнавання об'єктів при обробці даних дистанційного зондування Землі у вигляді мультиспектральних зображень можливе застосування нейромережових технологій. Наведено метод інтелектуальної обробки даних дистанційного зондування Землі на основі алгоритму розпізнавання сформованих у системі дистанційного зондування Землі мультиспектральних зображень, який базується на використанні згорткової штучної нейромережі типу неокогнітрон. Розглянуто особливості побудови неокогнітронної мережі для обробки мультиспектральних зображень.

**Ключові слова:** дистанційне зондування Землі, обробка зображень, нейромережа, неокогнітрон, мультиспектральні зображення.

### Вступ

**Постановка проблеми.** В даний час, в умовах високих темпів росту і розвитку цифрових технологій, з'являється потреба в якісній і своєчасній обробці інформації. Зокрема, до цього відноситься необхідність автоматичного розпізнавання різноманітних об'єктів. Дана проблема особливо гостро проявляється при дистанційному зондуванні Землі (ДЗЗ), у випадку необхідності аналізу та виявлення об'єктів на знімках [1].

Технологія ДЗЗ базується на спостереженні поверхні Землі з борта космічного апарату (КА), отриманні зображень визначених географічних районів (об'єктів) і наступному їх аналізі та інтерпретації в інтересах вирішення поставленої тематичної задачі. Сьогодні існує безліч алгоритмів обробки та розпізнавання зображень. Параметри обробки безпосередньо залежать від сфери застосування даної інформації. Перспективним напрямом розвитку даних алгоритмів є підхід, в основі якого при обробці мультиспектральних зображень застосовуються штучні нейронні мережі.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** В даний час розроблені і продовжують розроблятися нові методи та алгоритми обробки аерокосмічних зображень [2]. До їх числа відносяться нові вегетаційні індекси, метод головних компонентів, вейвлет-аналіз, сингулярний спектральний аналіз, фрактальний аналіз та ін. [3]. Існує велика кількість методів та алгоритмів розпізнавання зображень [3, 4], але і зараз важко забезпечити необхідний коефіцієнт стиснення при заданій якості відновлення зображення у відведених часових інтервалах на обробку в системі ДЗЗ. Потужним інструментом у таких задачах обробки зображень стає нейроінформатика. Існують спеціально організовані нейрокомп'ютери, але частіше використовується емуляція нейрокомп'ютера на звичайних ПЕОМ [5].

Відомі варіанти застосування нейромережових технологій при виборі алгоритмів стиску великих масивів даних [6], для стиску фотозображень [7, 8]

та пошуку заданих об'єктів у даних ДЗЗ [9]. Однак запропоновані методи або не забезпечують заданої якості обробки зображень, або є дуже ресурсомісткими і не в змозі забезпечити режим реального часу при застосуванні в системах ДЗЗ.

**Метою статті** є формулювання методу інтелектуальної обробки даних дистанційного зондування землі, який дозволить в автоматичному режимі забезпечити розпізнавання об'єктів на мультиспектральному зображенні. Проблема, що розв'язується – забезпечення можливості розпізнавання об'єктів на зображеннях ДЗЗ за рахунок використання нейромережі неокогнітрон.

### Основна частина

Застосування згорткової нейромережі типу неокогнітрон при розпізнаванні об'єктів на зображеннях даних ДЗЗ може значно покращити кінцевий результат та зменшити відсоток помилкових виборів. Значення основних характеристик методу підтверджують результати роботи розробленої авторами програми. Для методу інтелектуальної обробки даних ДЗЗ архітектура неокогнітрон має вигляд наведений на рис. 1 [4].

Основною перевагою неокогнітрон є його здатність правильно розпізнавати не тільки ті об'єкти, на яких було проведено навчання, але й похідні з них об'єкти, які отримуються в результаті часткового зсуву, обертання, масштабування чи іншого типу спотворення. Структура неокогнітрон формується з ієрархії отриманих ознак. Один відповідний етап неокогнітрон створюється для кожного з етапів ієрархії виділених ознак. Загальну структуру неокогнітрон можна розділити на такі компоненти: етапи, шари, площини, клітини, ваги.

Кожен з етапів відповідає за отримання певної ознаки шуканого образу та містить 3 шари. Їх кількість визначається на етапі формування мережі.

Шари у неокогнітроні відповідають за виділення ознак на основі активностей зон. S-шар призначений

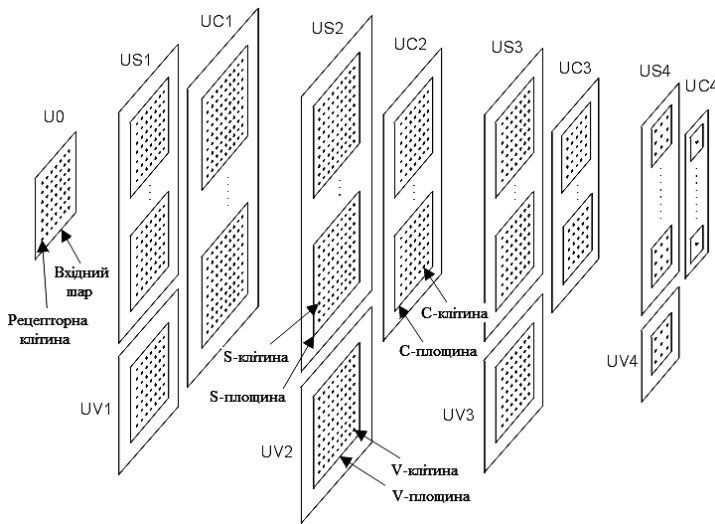


Рис. 1. Архітектура неокогнітрону

для отримання конкретних ознак на відповідному етапі. С-шар призначений для забезпечення толерантності зрушень ознак. V-шар призначений для отримання інформації про середні активності у С-шарі. Кожний з шарів утворюється певною кількістю площин.

Площини відповідають за конкретну ознаку шаблону розпізнавання. Їх кількість залежить від кількості ознак. V-шар складається з однієї площини, оскільки представляє собою середньозважені значення площин. Їх функції аналогічні опису відповідних шарів. Кожна площина складається з набору клітин. Кожна клітина являється рецептором, що представляє конкретний піксель зображення. Кожна клітина представляє аналогове значення.

S-клітина – найбільш важливий з елементів у неокогнітроні. Її функція полягає в отриманні певної ознаки в певному положенні у вхідному шарі, тобто в його рецептивній області. Всі клітини в одній S-площині завжди отримують ту ж саму ознаку. Кожна S-клітина в неокогнітроні оцінює виходи C-клітин (або рецепторних клітин) у певних областях зв'язку з попереднього С-шару (або вхідного шару).

Функцією кожної V-клітини в неокогнітроні є отримання інформації про середню активність C-клітин (або рецепторних клітин) з районів з'єднання. Ця інформація використовується відповідною S-клітиною з однакової стадії в мережі під час отримання ознак. Найважливішою функцією C-клітини в неокогнітроні є забезпечення толерантності зрушень ознак, отриманих з S-клітин із зони з'єднання.

Кожна з C-клітин в неокогнітроні оцінює виходи S-клітин з певної області зв'язку від однієї з S-площин попереднього S-шару. Виходи клітин можуть бути представлені такими формулами:

$$u_{Cl}(n, k) = \psi \left[ \sum_{k=1}^{K_{Sl}} j_1(k) \cdot \sum_{v \in DI} d_1(v) \cdot u_{Sl}(n + v, k) \right],$$

де l – номер етапу; n – позиція клітини; k – номер клітини в площині;  $K_{Sl}$  – кількість кліткових площин

у попередньому S-шарі;  $j_1$  – фактор з'єднання; v – позиція в області з'єднання; DI – область з'єднання C-клітини;  $d_1$  – d-вага ( $>=0$ );

$$u_{v1}(n) = \sqrt{\sum_{k=1}^{K_{Cl-1}} \sum_{v \in A1} a_1(v, k) \cdot u_{Cl-1}^2(n + v, k)},$$

де l – номер етапу; n – позиція клітини;  $K_{Cl-1}$  – кількість кліткових площин у попередньому С-шарі; v – позиція в області з'єднання; A1 – область з'єднання S-клітини; Cl – c-вага ( $>=0$ ).

$$u_{Sl}(n, k) = r_1 \times$$

$$\times \left[ \frac{1 + \sum_{k=1}^{K_{Cl-1}} \sum_{v \in A1} a_1(v, k) \cdot u_{Cl-1}(n + v, k)}{1 + \frac{r_1}{1 + r_1} \cdot b_1(k) \cdot u_{v1}(n)} - 1 \right], \quad (1)$$

де l – номер етапу; n – позиція клітини; k – номер клітини в площині;  $r_1$  – селективність;  $K_{Cl-1}$  – кількість кліткових площин у попередньому С-шарі; v – позиція в області з'єднання; A1 – область з'єднання S-клітини;  $a_1$  – a-вага ( $>=0$ );  $b_1$  – b-вага ( $>=0$ ).

Вагові коефіцієнти обчислюються так:

$$C_1(v) = \gamma_1^{|v|}, \quad d_1(v) = \bar{\delta}_1 \cdot \delta_1^{|v|},$$

$$\Delta a_1(v, p, k) = q_1 \cdot c_1(v) \cdot u_{Cl-1}(n_{klm} + v, p),$$

$$\Delta b_1(k) = q_1 \cdot u_{v1}(n_{klm}).$$

Вага, при якій значення функції помилки буде мінімальною можна обчислити з такого виразу:

$$W_{min} = W_c - \left( \frac{d^2 E(W_c)}{dW^2} \right)^{-1} \frac{dE(W_c)}{dW}.$$

Тобто оптимальна вага обчислюється як поточна мінус похідна функції помилки по вазі, поділена на другу похідну функції помилки.

Для багатовимірного випадку (тобто для матриці ваг) все аналогічно, тільки перша похідна перетворюється в градієнт (вектор часткових похідних), а друга похідна перетворюється в гессіан (матрицю часткових похідних). Зазвичай гессіан замінюють чимось простішим. Наприклад, один з найвідоміших і найуспішніших методів – метод Левенберга-Марквардта.

У даній моделі розпізнавання шаблону ведеться одразу за всіма діапазонами, в результаті чого на виході отримується набір функцій активації. Для більш точного визначення застосовуються додаткові гальмівні коефіцієнти для кожної з функцій, які обираються згідно статистичних даних про відображення об'єктів у різних діапазонах:

$$U_R = \sum_1^n u_{Cl} \cdot g / n$$

де  $U_{Cl}$  – вихід C-клітини останнього етапу неокогнітрону; g – гальмівний коефіцієнт відповідного спектрального діапазону; n – номер спектрального діапазону.

В результаті отримуємо середньозважене значення відповідності розпізнаного шаблону з урахуванням мультиспектрального діапазону зображення.

Також, для успішного розпізнавання об'єктів під різними кутами двовимірна структура неоконітронної мережі змінюється на тривимірну в результаті заміни однієї площини на стек площин, кожна з яких представляє певну ознаку під кутом до еталонного вектору ознак.

А оскільки на вході мережі розміщується набір вхідних зображень відповідно до спектрів, то загальна структура неоконітронного дублюється залежно від кількості діапазонів.

Для навчання мережі застосовується широкий набір відокремлених ознак частин шаблону розпізнавання.

Процес навчання ведеться пошарово з налаштуванням ваг синаптичних з'єднань клітин.

Запропонований підхід дозволяє вирішити завдання розпізнавання об'єктів на мультиспектральних зображеннях даних ДЗЗ та покращити результати розпізнавання у порівнянні з існуючими методами.

## Висновки

У статті представлений метод інтелектуальної обробки даних дистанційного зондування Землі, що базується на використанні нейромережових технологій під час аналізу даних ДЗЗ та реалізації методу розпізнавання зображень, сформованих в системі ДЗЗ, на основі застосування згортової нейронної мережі типу неоконітрон.

Створено програму, яка виконує обробку зображення. Отримані результати для одноколірних зображень дозволили зробити висновок про працездатність запропонованого алгоритму та є підґрунтям для подальших досліджень з розробки та реалізації алгоритмів обробки мультиспектральних знімків у системах дистанційного зондування землі.

## Список літератури

1. Бакланов А.И. Анализ состояния и тенденции развития систем наблюдения высокого и сверхвысокого разрешения / А.И. Бакланов // Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета. – 2010. – № 2. – С. 80-91.
2. Кашкин В.Б. Цифровая обработка аэрокосмических изображений. [Электронный ресурс]: конспект лекций / В.Б. Кашкин, А.И. Сухинин. – Красноярск : ИПК СФУ, 2008. – 121 с. – Режим доступа [http://files.lib.sfu-kras.ru/ebibl/umkd/54/u\\_course.pdf](http://files.lib.sfu-kras.ru/ebibl/umkd/54/u_course.pdf)
3. Gonzalez R. Digital Image Processing / R. Gonzalez, R. Woods. – Prentice Hall, 2008. – 954 p.
4. Fukushima K. Neocognitron: A self-organizing neural network model for a mechanism of pattern recognition unaffected by shift in position / K. Fukushima // Biological Cybernetics, 36(4), 1980. – P.193-202.
5. Галушкин А.И. Нейронные сети. Основы теории / А.И. Галушкин. – М: Горячая Линия - Телеком, 2012. – 496 с.
6. Научные технологии в инфокоммуникациях: обработка и защита информации. Под ред. Безрук В.М. – Харьков: СМІТ, 2013. – 398 с.
7. Подорожняк А.А. Метод интеллектуализации обработки данных в системах дистанционного зондирования земли / А.А. Подорожняк., Н.Ю. Любченко // Проблемы информатизации: Материалы второй международной научно-технической конференции. – Київ: ДУТ; Полтава: ПНТУ; Катеринослав: Катеринославський економічний університет; Париж: Університет Париж VII Венсант-Сен-Дені; Білгород: НДУ "БДУ"; Черкаси: ЧДТУ; Харків: ХНДІТМ, 2014. – С. 68.
8. Подорожняк А.О. Метод интеллектуальной обработки данных дистанционного зондирования Земли / А.О. Подорожняк, Ю.Б. Приблєв., Д.І. Торохтій // Системы обработки информации. – Х.: ХУ ПС, 2014. – Вып. 2 (118). – С. 48-51.
9. Подорожняк А.А. Метод выявления объектов интереса при обработке данных в системе дистанционного зондирования земли / А.А. Подорожняк // Информационно-управляющие системы на железнодорожном транспорте. – 2014. – № 4. – С. 60-64.

Надійшла до редколегії 13.08.2015

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.В. Бараннік, Харківський університет Повітряних Сил ім. І. Кожедуба, Харків.

## МЕТОД ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

А.А. Подорожняк, Н.Ю. Любченко, А.Д. Лагода

В статье показано, что для распознавания объектов при обработке данных дистанционного зондирования Земли в виде мультиспектральных изображений возможно применение нейросетевых технологий. Приведен метод интеллектуальной обработки данных дистанционного зондирования Земли на основе алгоритма распознавания сформированных в системе дистанционного зондирования Земли мультиспектральных изображений, основанный на использовании сверточной нейросети типа неоконітрон. Рассмотрены особенности построения неоконітронной сети для обработки мультиспектральных изображений.

**Ключевые слова:** дистанционное зондирование Земли, обработка изображений, нейросеть, неоконітрон, мультиспектральные изображения.

## THE METHOD OF INTELLECTUAL MULTISPECTRAL IMAGE PROCESSING

A.O. Podorozhniak, N.Y. Lubchenko, O.D. Lagoda

The article shows that for object recognition in the processing of Earth remote sensing data in the form of multispectral images it is possible to use neural network technology. A method for intelligent processing of Earth remote sensing data on the basis of the recognition algorithm for Earth remote sensing multispectral images using convolutive artificial neural network of the Neocognitron type. The features of the construction of the Neocognitron network for multispectral image processing were considered.

**Keywords:** remote sensing, image processing, neural network, neocognitron, multispectral images.